



Medienimpulse
ISSN 2307-3187
Jg. 64, Nr. 3, 2026
doi: 10.21243/mi-26-03-09
Lizenz: CC-BY-NC-ND-3.0-AT

Neokybernetischer Behaviorismus: Zur Wiederkehr szientistischer Verkürzungen in algorithmischen Bildungstechnologien

Christian Filk

Der Beitrag argumentiert, dass adaptive Lernplattformen, die Lernpfade anhand von Leistungsdaten optimieren, die operative Logik behavioristischer Konditionierung reproduzieren. Eine technikphilosophische Analyse rekonstruiert die formale Homologie des operativen Schemas mit Skinners operanter Konditionierung auf zwei Ebenen: der Trainingsebene, wo „Reinforcement Learning from Human Feedback“ (RLHF) Sprachmodelle durch ein formalisiertes Stimulus-Response-Schema formt, und der Interaktionsebene, auf der die Plattform Lernverhalten kybernetisch reguliert. Eine exemplarische Gegenüberstellung von Selbstbeschreibungen und Architekturen legt nahe, dass die konstruktivistische Semantik dieser Systeme als ideologische

Maskierung fungiert. Anknüpfend an die Kybernetik-Kritik der 1970er-Jahre identifiziert der Beitrag das Paradigma der KI in der Bildung (AIED) als Wiederkehr jener Logik, die die kritische Bildungstheorie verwarf, und schlägt algorithmische Mündigkeit als Gegenprogramm vor.

This article argues that the dominant commercial paradigm of AI in Education (AIED) – adaptive learning platforms optimising learning pathways on behavioural performance data – structurally reproduces the operative logic of behaviourist conditioning. A philosophy-of-technology analysis identifies the formal homology of the operative schema between AIED architectures and Skinnerian operant conditioning at two levels: the training level (“Reinforcement Learning from Human Feedback” [RLHF] as formalised stimulus-response schema) and the interaction level (adaptive platforms as cybernetic regulation environments). An illustrative comparison of self-descriptions and architectures suggests that the constructivist vocabulary of these systems functions as an ideological mask. Drawing on the 1970s cybernetics critique, the article identifies the AIED paradigm as a return of the operative logic that critical Bildung theory expelled, and proposes algorithmische Mündigkeit as a counter-programme.

1. Einleitung

Mitte der 1970er-Jahre befand sich die Kybernetische Pädagogik – der Versuch, Lehren und Lernen auf eine ‚exakte Grundlage‘ zu stellen, indem Bildungsprozesse als informationstheoretische Regelkreise modelliert wurden (Frank, 1969a, 1969b; von Cube, 1982) – im Niedergang. Die Kritik war vernichtend: Ludwig Pongratz (1978) wies nach, dass der kybernetische Ansatz auf eine

szientistische Verkürzung pädagogisch-anthropologischer Reflexion hinauslief – so der programmatische Untertitel seiner Studie –, die Bildung zur Technik, den Lernenden zur Trivialmaschine und den Erziehungsprozess zur regelbaren Input-Output-Funktion degradierte. Jürgen Oelkers (2008) fragte später, ob die Kybernetische Pädagogik nur eine Episode oder ein Versuch zur falschen Zeit gewesen sei. In den 1980er-Jahren schien die Frage beantwortet. Der Konstruktivismus hatte sich durchgesetzt; der Behaviorismus war historisiert; die Skinner-Box zur Warnung geworden.

Ein halbes Jahrhundert später verarbeiten adaptive Lernplattformen, die mit Künstlicher Intelligenz operieren, Millionen von Datenpunkten pro Lernenden und Tag, modellieren Lernende als probabilistische Parametervektoren und optimieren die Inhaltsauslieferung durch feedbackgesteuerte Verstärkungsschleifen. Was sie tun, beschreiben sie als „personalisiertes Lernen“, „Scaffolding“ und „Lernendenzentrierung“. Sie zitieren Vygotsky, nicht Skinner (Alamri et al., 2021; Kasneci et al., 2023).

Der vorliegende Beitrag argumentiert, dass die operative Logik, die in der technischen Architektur dieser Systeme eingeschrieben ist, strukturell behavioristisch ist – und dass das konstruktivistische Vokabular, in das sie diskursiv eingebettet sind, als ideologische Maskierung fungiert, die diese Logik unkenntlich macht. Watters (2021) hat die historische Kontinuität von Skinners Lehrmaschinen zum gegenwärtigen EdTech narrativ nachgezeichnet; was ihre Darstellung nicht leistet, ist eine *formale* Analyse des operativen Schemas, das behavioristische Konditionierung und

gegenwärtige AIED-Architekturen teilen. Der vorliegende Beitrag schließt diese Lücke, indem er die in der deutschsprachigen Erziehungswissenschaft etablierte, aber nie auf die technischen Architekturen gegenwärtiger AIED-Systeme angewandte Kybernetik-Kritik (Oelkers, 2008; Pongratz, 1978) mit einer technikphilosophischen Analyse von RLHF und adaptiven Lernplattformen verbindet. In einem früheren Beitrag (Filk, 2020) habe ich die Strukturalogien zwischen kybernetischen und gegenwärtigen technologiegetriebenen Diskursen um Lernen, Wissen und Bildung analysiert; der vorliegende Aufsatz führt diese Analyse in drei Hinsichten weiter: durch die Öffnung der technischen Architektur von RLHF und adaptiven Plattformen, durch die Identifikation der konstruktivistischen Selbstbeschreibung als ideologische Maskierung und durch die Formulierung positiver Kriterien bildungskompatibler algorithmischer Bildung. Ideologiekritisch schließt der Beitrag an einen andernorts entfalteten Rahmen an (Filk, 2025), der die behavioristische Genealogie des operativen Schemas allerdings nicht in den Blick nimmt. Die Argumentation erfolgt in zwei Schritten: Erstens rekonstruiert eine technikphilosophische Analyse die formale Homologie des operativen Schemas gegenwärtiger AIED-Systeme mit Skinners operanter Konditionierung auf der Trainingsebene (RLHF) und der Interaktionsebene (adaptive Plattformen als kybernetische Regelungsumgebungen). Zweitens legt eine exemplarische Gegenüberstellung von Selbstbeschreibungen und technischen Architekturen nahe, dass die konstruktivistische Rahmung dieser Systeme deren behavioristische Architektur verdeckt.

Die These lautet nicht, dass KI in der Bildung per se schädlich sei. Sie ist spezifischer: Das *dominante kommerzielle Paradigma* des adaptiven Lernens – Systeme, die individuelle Lernpfade auf der Grundlage verhaltensbezogener Leistungsdaten optimieren – instanziiert einen Lernbegriff, der mit dem, was die kritische Bildungstheorie unter Bildung versteht, unvereinbar ist. Das ist kein neues Problem. Es ist die Wiederkehr, unter veränderten technischen Bedingungen und in konstruktivistischer Verkleidung, jener operativen Logik, die die kritische Erziehungswissenschaft in den 1970er-Jahren verworfen hat. Die Frage, die die Kybernetische Pädagogik aufwarf und die die Kybernetik-Kritik beantwortete, ist nicht erledigt. Sie wurde verschoben.

2. Kybernetische Pädagogik revisited: Drei Strukturmerkmale

Es geht im Folgenden nicht darum, die Geschichte der Kybernetischen Pädagogik nachzuerzählen – das ist bereits geleistet worden (Geiss, 2014; Karcher, 2015; Kellershohn, 2018; Müggenburg, 2021; Oelkers, 2008; Pongratz, 1978). Es geht darum, aus dem historischen Befund drei Strukturmerkmale zu extrahieren, die als Vergleichsdimensionen für die Analyse gegenwärtiger AIED-Architekturen dienen.

Erstens: exogene Verhaltensregulation. Die Kybernetische Pädagogik konzipierte Lehren und Lernen als Regelvorgang, in dem ein externes System das Verhalten des Lernenden auf einen vorgegebenen Sollzustand hin steuert (Frank, 1969a, 1969b; von Cube, 1982). Der Lernende wurde als System modelliert, das Eingaben

empfängt, Ausgaben produziert und durch die Abweichung zwischen Ist- und Sollwert korrigiert wird – die kanonische Struktur eines negativen Regelkreises und zugleich die formale Struktur der operanten Konditionierung. Von Cubes (1982) programmatische Behauptung, die kybernetische Pädagogik wende die Methoden der logisch-empirischen Forschung und die kybernetischen Methoden und Modelle auf den Gegenstandsbereich der Erziehung an, offenbart die epistemologische Festlegung: Die Subjektivität des Lernenden wird nicht geleugnet, aber für die wissenschaftliche Analyse des Erziehungsprozesses als irrelevant erklärt.

Zweitens: Trennung von Struktur und Information. Von Cubes (1982) Redundanztheorie des Lernens trennte den Strukturaspekt des Lernens (das formale Muster der Informationsverarbeitung) von dessen Inhalt (der bedeutungsvollen Auseinandersetzung mit dem Gegenstand). Lernen wurde als Reduktion subjektiver Unsicherheit operationalisiert – ein Maß, das Shannons Informationstheorie entlehnt war. Diese Trennung hatte eine folgenschwere Konsequenz: Der aktiv-kreative Akt des Lernenden – die konstruktive Auseinandersetzung mit Bedeutung, die konstruktivistische Lerntheorien später ins Zentrum rücken sollten – wurde systematisch ausgeblendet. Was blieb, war eine formale Darstellung des Informationstransfers und seiner Optimierung, die, wie kritisch angemerkt wurde, in ihrer operativen Logik von der Programmierung einer Maschine nicht zu unterscheiden war (Pongratz, 1978, S. 131–185).

Drittens: Reduktion von Bildung auf Technik. Die Konvergenz von exogener Regulation und informationstheoretischem Formalismus produzierte eine charakteristische Reduktion: Bildung – verstanden als fortlaufende Transformation des Verhältnisses des Subjekts zu sich selbst und zur Welt – wurde zur Bildungstechnik verkürzt: der technischen Optimierung messbarer Lernergebnisse. Wie Pongratz (1978, Teil III) argumentierte, war diese Reduktion nicht bloß eine methodologische Begrenzung, sondern eine szientistische Verkürzung pädagogisch-anthropologischer Reflexion – ein systematischer Ausschluss all dessen, was Bildung irreduzibel auf Technik macht: die Unvorhersehbarkeit genuinen Lernens, die transformierende Begegnung mit dem Unvertrauten, die ethische Dimension der pädagogischen Beziehung.

Diese drei Merkmale – exogene Regulation, Struktur-Informationstrennung und die Reduktion von Bildung auf Technik – bilden die operative Signatur der Kybernetischen Pädagogik. Zu beachten ist, dass die konstruktivistisch-ethische Wende der Kybernetik zweiter Ordnung (von Foerster, 1993) mit ihrer Forderung, Lernende nicht als Trivialmaschinen zu behandeln, genau als Korrektiv zu diesen Merkmalen formuliert wurde. Ob die Kybernetik zweiter Ordnung das dritte Merkmal – die Reduktion von Bildung auf Technik – tatsächlich überwindet oder ob auch sie eine elaborierte Form systemtheoretischer Modellierung bleibt, die die transformative Offenheit von Bildung nicht vollständig einzuholen vermag, ist eine Frage, die der vorliegende Beitrag nicht klären

kann, die aber durch die Analyse gegenwärtiger AIED-Systeme neu dringlich wird. Die kritische Frage dieses Aufsatzes lautet:

Inwieweit taucht die operative Signatur der kybernetischen Pädagogik erster Ordnung in der Architektur gegenwärtiger adaptiver Lernsysteme wieder auf?

3. Die operative Logik algorithmischer Bildung: Eine technikphilosophische Analyse

3.1 Zwei Ebenen behavioristischer Architektur

Die These dieses Abschnitts lautet, dass gegenwärtige algorithmische Bildung die operative Logik behavioristischer Konditionierung auf zwei Ebenen reproduziert: der *Trainingsebene*, auf der RLHF die Sprachmodelle formt, die als pädagogische Instrumente fungieren, und der *Interaktionsebene*, auf der adaptive Lernplattformen das Verhalten der Lernenden durch feedbackgesteuerte Optimierung regulieren. Die erste Ebene betrifft, wie die Maschine ‚lernt‘; die zweite, wie die Maschine den Menschen ‚lernen lässt‘. Beide Ebenen instanziiieren dasselbe operative Schema – Handlung, evaluative Konsequenz, Verhaltensanpassung –, doch mit unterschiedlichen Instanzen in der Position des konditionierten Organismus: Auf der Trainingsebene ist das Modell der Organismus; auf der Interaktionsebene der Lernende.

Diese Unterscheidung ist entscheidend. Man könnte einwenden, die behavioristische Struktur des Trainingsverfahrens sei für die pädagogische Interaktion irrelevant: Einmal trainiert, operiert das

Modell inferenziell, nicht durch Echtzeit-Konditionierung. Dieser Einwand ist teilweise berechtigt. Das stärkere Argument betrifft nicht die Genese des Modells, sondern die Architektur der Plattform. Auf der Interaktionsebene ist die Strukturhomologie mit operanter Konditionierung unmittelbar bildungsrelevant. Die Trainingsebene trägt daher primär eine *genealogische* Pointe: Sie zeigt, dass die behavioristische Strukturlogik nicht nur in der Plattformarchitektur, sondern bereits im Trainingsverfahren des Modells eingeschrieben ist. Was daraus für die Lernenden folgt, wird auf der Interaktionsebene entschieden. Diese Konfiguration – eine kybernetische Regelungsarchitektur, deren operative Logik behavioristisch ist – bezeichnet der Titel dieses Beitrags als *neokybernetischen Behaviorismus*.

3.2 Trainingsebene: RLHF als formalisierte operante Konditionierung

Reinforcement Learning wird in seiner kanonischen Formulierung (Sutton & Barto, 2018) durch fünf Elemente definiert: ein *Agent*, der in einer *Umgebung* agiert; eine Menge von *Zuständen*; ein Repertoire von *Aktionen*; ein *Belohnungssignal*, das nach jeder Aktion zurückgegeben wird; und eine *Policy* – eine Funktion, die Zustände auf Aktionen abbildet und die der Agent iterativ anpasst, um die kumulative Belohnung zu maximieren.

RLHF (Christiano et al., 2017; Ouyang et al., 2022) führt eine spezifische Modifikation ein: Das Belohnungssignal wird aus menschlichen Präferenzrankings abgeleitet. Menschliche Annotatorinnen und Annotatoren bewerten Modellausgaben; diese Rankings trainieren ein Reward Model, das skalare Punktzahlen zuweist; die

Policy des Sprachmodells wird dann – via Proximal Policy Optimisation (Schulman et al., 2017) oder Direct Preference Optimisation (Rafailov et al., 2023) – auf Maximierung dieser Punktzahlen optimiert. Die evaluative Komplexität der Annotatorinnen und Annotatoren wird in ein skalares Verstärkungssignal komprimiert. Das Modell lernt nicht die Gründe der Bewertung; es lernt, welche Ausgaben höhere Zahlen erhalten.

Die Korrespondenz mit Skinners (1938, 1953) Drei-Term-Kontingenz – diskriminativer Stimulus, Operant, verstärkende Konsequenz – lässt sich präzise angeben:

<i>Operante Konditionierung</i>	<i>Reinforcement Learning / RLHF</i>
Organismus	Agent (Sprachmodell)
Operante Reaktion (emittiertes Verhalten)	Aktion (generierte Ausgabe)
Verstärker (Konsequenz, die Reaktionswahrscheinlichkeit modifiziert)	Reward Signal (skalare Bewertung des Reward Models)
Verhaltensdisposition (gelernte Reaktionstendenz)	Policy (Funktion, die Zustände auf Aktionswahrscheinlichkeiten abbildet)
Law of Effect (Verhalten geformt durch Valenz der Konsequenz)	Optimierungsziel (Maximierung der erwarteten kumulativen Belohnung)

Tabelle 1: Die Korrespondenz mit Skinners (1938, 1953 [CC-BY-SA])

Die Korrespondenz ist nicht bloß metaphorisch; sie ist eine Strukturhomologie auf der Ebene des operativen Schemas. Die Repräsentationskapazität des Agenten unterscheidet sich enorm, doch der *Mechanismus, durch den das Verhaltensrepertoire geformt wird*, folgt derselben operativen Sequenz: selektive Beibehaltung verstärkten Verhaltens durch iteratives Feedback.

Drei Disanalogien verhindern einen Überanspruch: Operante Konditionierung erfordert unmittelbare Konsequenzen, während RLHF auf offline gesammelten Präferenzdaten operiert; das Law of Effect ist eine empirische Regularität, das RL-Optimierungsziel eine konstruierte Zielfunktion (die letzte Tabellenzeile ist daher eine funktionale Analogie, keine Strukturidentität); und tiefe neuronale Netze entwickeln interne Repräsentationen ohne Entsprechung in Skinners Framework – wobei RLHF, das ausschließlich auf beobachtbare Outputs operiert, dennoch *methodologisch* behavioristisch bleibt. Ebenso bricht Direct Preference Optimisation (Rafailov et al., 2023), die das explizite Reward Model eliminiert, das Schema nicht – es internalisiert die Belohnungsfunktion und lässt die operative Schleife intakt. Diese Qualifikationen verschieben den Anspruch von ‚Isomorphie‘ zu ‚formaler Homologie des operativen Schemas‘. Die Korrespondenz bleibt stark genug, um zu schließen, dass RLHF einen Lernbegriff instanziiert – Verhaltensmodifikation durch evaluative Verstärkung –, der mit der behavioristischen Tradition strukturell kontinuierlich ist.

Die beiden Analyseebenen – Training und Interaktion – konvergieren in einer aufkommenden Klasse von Systemen: LLM-basierte Tutorplattformen, die RLHF-trainierte Sprachmodelle in adaptive Optimierungsarchitekturen einbetten (Kasneci et al., 2023). In solchen Systemen wird die konditionierte Maschine zur Konditionierungsumgebung: Ein Modell, dessen Verhaltensrepertoire durch Verstärkung geformt wurde, dient nun selbst als Instanz, die das Verhalten des Lernenden durch Verstärkung formt. Die in diesem

und dem folgenden Abschnitt getrennt analysierten Ebenen überlagern sich hier in einem einzigen System – weshalb beide Ebenen eine gemeinsame Analyse rechtfertigen.

3.3 Interaktionsebene: Die Plattform als Konditionierungsumgebung

Das Trainingsebenen-Argument zeigt, dass RLHF-trainierte Modelle einen behavioristischen Abdruck in ihren Dispositionen tragen. Doch das folgenschwerere Argument betrifft die Interaktionsebene, auf der der Lernende – nicht das Modell – die Position des konditionierten Organismus einnimmt. Eine Schülerin beantwortet eine Aufgabe; die Plattform registriert Antwort, Latenz und Fehlermuster und berechnet, was als Nächstes angezeigt wird. Sie erlebt dies als personalisierte Unterstützung. Das System erlebt sie als Vektor von Proficiency-Parametern, der zu optimieren ist.

Adaptive Lernplattformen – Knewton, Carnegie Learning, Squirrel AI und ihre Nachfolger (Holmes et al., 2019; Selwyn, 2019) – operieren auf einem gemeinsamen architektonischen Prinzip: Das System überwacht die verhaltensbezogenen Outputs der Lernenden (Antworten, Fehlerquoten, Bearbeitungszeiten, Klickmuster, Navigationssequenzen), inferiert aus diesen Outputs einen ‚Knowledge State‘ (typischerweise via Bayesian Knowledge Tracing oder vergleichbare probabilistische Modelle) und passt die Lernumgebung – Inhaltssequenz, Schwierigkeitsgrad, Feedbacktyp, Pacing – an, um eine Zielmetrik zu optimieren (Mastery-Wahrscheinlichkeit, Engagement-Score, Abschlussquote). Die Interaktion des Lernenden mit der Plattform konstituiert eine Feedbackschleife: Der Lernende handelt (beantwortet eine Aufgabe), die Plattform eva-

luiert die Handlung (richtig/falsch, schnell/langsam), und die Plattform passt die Umgebung an (nächste Aufgabe leichter oder schwerer), um das Verhalten des Lernenden in Richtung der Zielmetrik zu steuern. Die Verhaltensformung erfolgt durch die Kontingenzstruktur zwischen Handlungen und Konsequenzen: Korrekte Antworten führen zu Fortschritt (positive Verstärkung); falsche Antworten zu Wiederholung oder einfacheren Aufgaben (korrigierendes Feedback als differenzielle Verstärkung); anhaltendes Engagement wird durch Fortschrittsanzeigen und Achievement-Marker verstärkt (Deterding et al., 2011).

Hier ist eine wichtige Qualifikation erforderlich. Bayesian Knowledge Tracing (Corbett & Anderson, 1995), Item Response Theory und verwandte Verfahren postulieren *latente kognitive Zustände* – ‚Wissen‘, ‚Proficiency‘, ‚Mastery‘ – und inferieren sie aus Verhaltensdaten. Das ist, seiner epistemologischen Herkunft nach, eine kognitivistische Operation: Skinner lehnte die Postulierung nicht beobachtbarer innerer Zustände ausdrücklich ab. Die Modellierungsverfahren adaptiver Plattformen entstammen der kognitiven Psychologie (insbesondere der ACT-R-Tradition), wo sie einen explanatorischen Anspruch tragen – Wissenserwerb zu modellieren, nicht bloß Verhalten vorherzusagen.

Allerdings – und dies ist der Kern – ist die *Funktion*, die diese latenten Zustände in der Plattformarchitektur erfüllen, nicht explanatorisch, sondern instrumentell. Der ‚Knowledge State‘ wird nicht modelliert, um die kognitiven Prozesse des Lernenden zu verstehen, sondern um die nächste Intervention zu berechnen,

die den Proficiency-Vektor am effizientesten in Richtung eines Zielwerts bewegt. Die latenten Variablen sind Mittel der Verhaltensorientierung, nicht Gegenstände psychologischer Erkenntnis. In Corbett und Andersons (1995) Forschungskontext war Knowledge Tracing in eine kognitive Theorie des Fertigkeitserwerbs eingebettet; in einer kommerziellen adaptiven Plattform ist es in eine Optimierungspipeline eingebettet. Der epistemologische Ursprung ist kognitivistisch; die operative Funktion ist behavioristisch. Die Plattform entlehnt den Modellierungsapparat der Kognitionswissenschaft und setzt ihn innerhalb einer Regelungslogik ein – handeln, evaluieren, anpassen, wiederholen –, die mit der operanten Konditionierung strukturell kontinuierlich ist. Was sich zwischen Skinner und der adaptiven Plattform ändert, ist die Raffinesse des Lernermodells; was invariant bleibt, ist der Zweck des Modells: Verhalten effizienter auf ein vorbestimmtes Ziel hin zu steuern. Die Analogie ist nicht lose: Skinners (1958) eigene Beschreibung der Teaching Machine – kleinschrittige Präsentation, aktive Antworten, unmittelbares Feedback, individuelles Tempo – antizipiert die operative Logik gegenwärtiger adaptiver Plattformen präzise (Watters, 2021); was sich geändert hat, ist die Rechenleistung, nicht das Regelungsprinzip.

Diese Charakterisierung erfordert eine weitere Präzisierung – und eine Klärung des Verhältnisses der Argumentationsschritte. Die Strukturhomologie des operativen Schemas (3.2) ist eine *notwendige* Bedingung der These: Sie zeigt, dass die Regelungslogik der Plattform dieselbe Sequenz instanziiert wie operante Konditionie-

rung. Die folgende Drei-Merkmale-Differenzierung ist die *hinreichende* Bedingung: Sie zeigt, warum diese Regelungslogik in der Plattform – anders als im kompetenten Unterricht – behavioristisch *bleibt*. Auch eine Lehrkraft, die auf curriculare Ziele hinarbeitet, Schülerleistungen beobachtet und ihren Unterricht anpasst, betreibt eine zielgerichtete Feedbackschleife. Was die adaptive Plattform von kompetentem Unterricht unterscheidet, ist nicht das Vorhandensein zielgerichteten Feedbacks an sich, sondern drei Merkmale, die in ihrer Kombination den behavioristischen Charakter konstituieren: *erstens* die *Exklusivität der Verhaltensdatenbasis* – die Plattform hat Zugang ausschließlich zu operationalisierten Verhaltensindikatoren (Klicks, Antwortmuster, Latenzen), nicht zum biografischen, situativen und relationalen Wissen, das eine Lehrkraft in ihre Beobachtung einbringt; *zweitens* die *Automatisierung der Kontingenzrelation* – die Plattform berechnet Konsequenzen algorithmisch allein aus diesen Indikatoren, während eine Lehrkraft Interventionen aus Gründen wählen kann, die außerhalb des Verhaltensstroms liegen – einschließlich der Einschätzung, wann *nicht* zu intervenieren ist; und *drittens* die *fehlende intersubjektive Revidierbarkeit* – der Lernende kann die Bedingungen der Feedbackschleife mit der Plattform nicht verhandeln, wie dies mit einer Lehrkraft möglich wäre. Erst diese Kombination – nicht zielgerichtetes Feedback per se – macht die operative Logik der Plattform strukturell behavioristisch. Die Drei-Merkmale-Differenzierung ist dabei als hinreichend nur im Verbund mit der notwendigen Bedingung zu lesen: Sie diskriminiert innerhalb der Klasse jener Systeme, die das operative Schema der Zielmetrik-Optimie-

rung instanziierten (3.1, 3.2); ein System ohne globale Optimierungsmetrik – etwa ein generatives Werkzeug ohne Mastery-Metrik (vgl. 5.2) – erfüllt bereits die notwendige Bedingung nicht und wird von der Analyse nicht erfasst.

3.4 Reichweite und Grenzen

Die These bedarf sorgfältiger Eingrenzung. Nicht jede Anwendung von KI in der Bildung instanziiert das hier beschriebene Schema; es gilt spezifisch für *adaptive Lernplattformen, die Lernpfade auf der Grundlage verhaltensbezogener Leistungsdaten optimieren*.

Der Anspruch ist strukturell, nicht evaluativ in einem einfachen Sinne. Zu sagen, dass adaptive Lernplattformen strukturell behavioristisch sind, heißt nicht, dass sie unwirksam wären. Operante Konditionierung ist wirksam – genau deshalb besteht sie fort. Die Frage ist nicht, ob diese Systeme messbare Lernzuwächse produzieren (das tun sie häufig, insbesondere für klar definiertes prozedurales Wissen), sondern ob der Lernbegriff, den sie instanziiieren, dem entspricht, was die Erziehungswissenschaften – und die kritische Bildungstheorie im Besonderen – unter Bildung verstehen (zur Unterscheidung von Lern- und Bildungsprozessen Koller, 2023, S. 184–186). Dieses Argument setzt einen transformatorischen Bildungsbegriff voraus (Klafki, 1996; Koller, 2023): Bildung als fortlaufende, ergebnisoffene Transformation des Verhältnisses des Subjekts zu sich selbst und zur Welt. Wie Fromme und Jörisen (2010, S. 50) argumentiert haben, lässt sich Bildung in diesem Verständnis nicht über externe Kriterien wie Output, Qualifikation oder Kompetenz modellieren. Kompetenzorientierte oder

pragmatistische Ansätze (Weinert, 2001) würden das Kriterium anders formulieren, und die hier diagnostizierte strukturelle Inkompatibilität fiel weniger kategorisch aus. Der Anspruch dieses Beitrags ist daher konditional: *Wenn* man mit einem transformatorischen Bildungsbegriff operiert – und in der Tradition kritischer Medienbildung, in der sich dieser Aufsatz verortet, ist dieser Begriff konstitutiv für die fachliche Identität des Feldes (Jörissen & Marotzki, 2009; Niesyto, 2018) –, *dann* ist die operative Logik adaptiver Lernplattformen strukturell inadäquat. Sie kann Performanz optimieren; Bildung kann sie nicht ermöglichen.

4. Konstruktivismus als ideologische Maske: Die diskursive Selbstbeschreibung algorithmischer Bildung

4.1 Die Disjunktion

Der Diskurs der Künstlichen Intelligenz in der Bildung ist vom Vokabular des Konstruktivismus durchtränkt. Adaptive Lernplattformen beschreiben sich als ‚lernendenzentriert‘, bezeichnen ihre Operationen als ‚Scaffolding‘, berufen sich auf Vygotskys Zone der nächsten Entwicklung und beanspruchen, ‚aktives Lernen‘, ‚Selbstregulation‘ und ‚Autonomie‘ zu fördern (Alamri et al., 2021; Kasneci et al., 2023). Die Disjunktion zwischen diesem Vokabular und der im vorangehenden Abschnitt analysierten operativen Architektur ist kein Unterschied des Akzents. Sie lässt sich an drei Fällen aus dem kommerziell dominanten Segment der AIED-Systeme illustrieren – ohne damit eine induktive Generalisierung zu beanspruchen. Dass das Muster in allen drei Fällen auftritt, legt

eine strukturelle Erklärung nahe, die Abschnitt 4.3 in Form einer Gouvernamentalitätsanalyse liefert. Drei zentrale Begriffe seien exemplarisch betrachtet.

Lernendenzentrierung. In der konstruktivistischen Theorie bedeutet Lernendenzentrierung, dass der Lernende aktiv Bedeutung konstruiert. In der operativen Architektur einer adaptiven Plattform bedeutet ‚Lernendenzentrierung‘, dass das System die verhaltensbezogenen Outputs überwacht, Lernende als Menge von Leistungsparametern modelliert und die Inhaltsauslieferung anpasst, um eine Zielmetrik zu optimieren. Der Lernende steht im ‚Zentrum‘ der Systemoperationen in dem Sinne, in dem ein Patient im Zentrum eines diagnostischen Apparats steht: als Gegenstand von Beobachtung und Intervention, nicht als autonomes Subjekt.

Scaffolding. In seiner ursprünglichen Formulierung (Wood, Bruner & Ross, 1976) – häufig fälschlich Vygotsky zugeschrieben – bezeichnet Scaffolding einen intersubjektiven Prozess: Eine kompetentere Person bietet vorübergehende Unterstützung innerhalb der Zone der nächsten Entwicklung (Vygotsky, 1978), die schrittweise zurückgezogen wird. In einer adaptiven Plattform bezeichnet ‚Scaffolding‘ die algorithmische Anpassung des Schwierigkeitsgrads auf Basis von Leistungsdaten – ein kybernetischer Regelkreis.

Personalisierung. In der Bildungstheorie impliziert Personalisierung Aufmerksamkeit für den Lernenden als ganze Person. In der operativen Architektur bedeutet ‚Personalisierung‘ die rechneri-

sche Differenzierung von Lernpfaden auf Basis von Leistungsdaten. Die ‚Person‘, für die personalisiert wird, ist ein Datenprofil.

4.2 Drei Fälle

Die Disjunktion ist keine Abstraktion. Die folgenden drei Fälle – ausgewählt nach ihrer Marktrelevanz, der architektonischen Verschiedenheit ihrer Lernermodelle (Item Response Theory, Knowledge Space Theory, proprietäre adaptive Engine) und weil DreamBox als härtester Fall für die These den stärksten Gegenkandidaten darstellt, da es sich explizit vom Behaviorismus distanziert – illustrieren die *Diskurs-Architektur-Lücke* durch Gegenüberstellung der öffentlichen Selbstbeschreibung jeder Plattform mit ihrer dokumentierten technischen Architektur. Zeitlich dokumentiert die Fallbasis das prä-generative adaptive Paradigma, wie es sich in den 2010er-Jahren konsolidierte; die Übertragung auf die gegenwärtige Generation LLM-basierter Tutorplattformen stützt sich auf den strukturellen Konvergenzbefund (3.2) und bleibt fallbezogen einzulösen.

Knewton (2012–2019). Knewton, eine der prominentesten adaptiven Lernplattformen der 2010er-Jahre (2019 von Wiley übernommen und in dessen Alta-Courseware integriert), beschrieb seine Mission in der Sprache konstruktivistischer Personalisierung: Die Plattform verspreche „powerfully personalized learning for every student“ und jedem Lernenden einen „personalized syllabus at every moment“ (Knewton, 2013, S. 6). Die technische Architektur operierte auf einem Knowledge Graph, kombiniert mit Item Response Theory und Bayesian Knowledge Tracing, um die ‚Profi-

ciency' jedes Studierenden als probabilistischen Parametervektor zu modellieren (Knewton, 2015). Die Recommendation Engine selektierte Inhaltseinheiten zur Optimierung der Mastery-Wahrscheinlichkeit.

ALEKS (McGraw-Hill, 1996–heute). ALEKS beschreibt sich als System, das ermittle, „what each student knows, doesn't know and is most ready to learn“, und „like a personal tutor“ funktioniere (McGraw-Hill, 2015). Die technische Architektur, basierend auf Knowledge Space Theory (Falmagne & Doignon, 2011), modelliert den ‚Knowledge State‘ jedes Lernenden als Teilmenge beherrschter Fähigkeiten innerhalb eines gerichteten Graphen. Die adaptive Engine identifiziert den aktuellen Zustand und präsentiert Aufgaben, die den Lernenden zum nächsten erreichbaren Zustand bewegen – Zustandsübergangsoptimierung unter konstruktivistischem Label.

DreamBox Learning (Discovery Education, 2006–heute). DreamBox beschreibt seinen Ansatz als Aufbau von „conceptual understanding“ durch „Intelligent Adaptive Learning™“, das verhindern solle, dass Lernende Mathematik für eine bloße „series of procedural steps“ halten (DreamBox, 2026) – eine explizite Distanzierung vom prozeduralen Einüben und damit von den klassischen Assoziationen behavioristischer Übungsprogramme. Die technische Architektur erfasst und analysiert nach Angaben einer beauftragten Fallstudie ungefähr 48.000 Datenpunkte pro Schülerin oder Schüler und Stunde (Artefact, 2021). Ob diese Zahl exakt ist oder nicht – sie indiziert die intendierte Granularität des behavioralen Monitorings und, für die vorliegende Analyse bedeutsamer, das

Selbstverständnis der Entwicklerinnen und Entwickler. Die Plattform berechnet aus diesen Daten einen individuellen Lernpfad, der Schwierigkeit und Pacing in Echtzeit anpasst; die Echtzeit-Adaption von Sequenz, Schwierigkeitsgrad, Pacing und Hilfestellungen dokumentiert auch der Interventionsbericht des What Works Clearinghouse (2013).

In allen drei Fällen zeigt sich dasselbe strukturelle Muster: eine konstruktivistische Selbstbeschreibung, die eine operative Architektur der Zustandsübergangsoptimierung durch feedbackgesteuerte Verhaltensregulation maskiert.

4.3 Die ideologische Struktur

Dass diese Disjunktion in allen drei untersuchten Fällen auftritt, ist erklärungsbedürftig – auch wenn drei Fälle eine Systematik nicht belegen, sondern nur nahelegen. Die Behauptung ist nicht, dass AIED-Entwicklerinnen und -Entwickler ihre Nutzerinnen und Nutzer absichtlich täuschen. Der hier vorausgesetzte Ideologiebegriff ist weder neutral-deskriptiv noch pejorativ: Ideologie bezeichnet, mit Thompson (1990) und Jaeggi (2009), ein Ensemble von Bedeutungen im Dienst asymmetrischer Machtverhältnisse, das Widersprüche durch integrative Narrative verdeckt (Filk, 2025). Die Behauptung ist strukturell: Das konstruktivistische Vokabular fungiert ideologisch, indem es eine bestimmte Form pädagogischer Praxis – behavioristische Outputoptimierung – als ihr Gegenteil präsentiert – konstruktivistische Ermöglichung autonomen Lernens.

Diese Operation wird nicht durch Konspiration aufrechterhalten, sondern durch Arbeitsteilung: Bildungstheoretikerinnen und -theoretiker liefern das Vokabular, Softwareingenieurinnen und -ingenieure bauen die Architektur, Bildungspolitikerinnen und -politiker verbreiten das Produkt – jede Gruppe operiert in einem diskursiven Horizont, der den operativen Bereich der anderen nicht umfasst. In Foucaults (2005) Begriffen handelt es sich um eine diskursive Machtpraktik. Dies schließt an das an, was Rouvroy und Stiegler (2016) als algorithmische Gouvernamentalität beschrieben haben.

Was diese Dominanz stützt, ist eine spezifische Machtkonfiguration – eine Gouvernamentalität algorithmischer Bildung (Foucault, 2004). Drei Mechanismen sind operativ: die *metrische Rationalität* gegenwärtiger Bildungspolitik, die strukturelle Nachfrage nach Technologien erzeugt, die messbare Ergebnisse optimieren; die *Investitionslogik* der EdTech-Industrie, die für behavioristische Architekturen selektiert, weil diese die skalierbaren Daten produzieren, die Wagniskapital erfordert (Williamson, 2017); und die *Expertise-Asymmetrie* zwischen Bildungseinrichtungen und Technologieanbietern, die sicherstellt, dass Adoptionsentscheidungen auf Basis diskursiver Selbstbeschreibung und Outcome-Metriken getroffen werden, nicht auf Basis architektonischer Analyse (Prinsloo & Slade, 2016).

5. Algorithmische Mündigkeit als Gegenprogramm

5.1 Der Begriff

Die Fähigkeit, die hier als *algorithmische Mündigkeit* gefasst wird, knüpft an den Kantischen Mündigkeitsbegriff (Kant, 1784) an und erweitert ihn auf den Bereich algorithmischer Systeme. Im Unterschied zu benachbarten Konzepten wie ‚Digital Literacy‘, ‚Critical Data Literacy‘ (D’Ignazio & Klein, 2020) oder ‚digitale Souveränität‘, die auf Handlungsfähigkeit in digitalen Umgebungen zielen, bezeichnet algorithmische Mündigkeit die bildungstheoretische Fähigkeit, den in einer algorithmischen Architektur eingeschriebenen Lernbegriff zu evaluieren – eine reflexive, nicht primär operationale Kompetenz. Sie ist damit auch enger gefasst als eine allgemeine ‚digitale Mündigkeit‘: Nicht das Urteilen in digitalen Umgebungen überhaupt, sondern die Evaluation des in algorithmischen Architekturen eingeschriebenen Lernbegriffs bildet ihren Gegenstand.

Algorithmische Mündigkeit umfasst konkret drei Fähigkeiten: *Ers-*
tens die Fähigkeit, zwischen der diskursiven Selbstbeschreibung einer Technologie und ihrer operativen Architektur zu unterscheiden – zwischen dem, was ein System *sagt*, *dass es tut*, und dem, was es *strukturell tut*. *Zweitens* die Fähigkeit, den in der Architektur einer Technologie eingeschriebenen Lernbegriff zu identifizieren – zu fragen, ob das System den Lernenden als Trivialmaschine (deren Outputs zu optimieren sind) oder als nichttriviales System (dessen transformatives Potenzial sich in Leistungsmetriken nicht fassen lässt) behandelt. *Drittens* die Fähigkeit, informierte Ent-

scheidungen darüber zu treffen, wann und wie algorithmische Technologien eingesetzt werden – in der Erkenntnis, dass behavioristische Architekturen für eng definierte instruktionale Aufgaben (Drill, prozedurale Geläufigkeit, Faktenabruf) angemessen sein können, aber als bestimmende Logik von Bildung als solcher unangemessen sind.

5.2 Ein positives Kriterium

Algorithmische Mündigkeit kann jedoch nicht rein kritisch bleiben. Die schwierigere Frage lautet: Unter welchen Bedingungen *könnte* ein algorithmisches System Bildung unterstützen, statt sie strukturell zu untergraben?

Die Analyse dieses Beitrags legt drei Orientierungskriterien nahe – nicht als binäre Schwellenwerte, sondern als Dimensionen, entlang derer Systeme evaluiert werden können. Das Verhältnis zwischen Bildungskompatibilität und algorithmischer Architektur ist ein Gradient, keine Grenze.

- (a) *Ergebnisoffenheit*. Ein bildungskompatibles System setzt keinen Zielzustand voraus, auf den der Lernende hin gesteuert wird, sondern unterstützt explorative Prozesse, deren Ergebnis nicht vordefiniert ist. Dieses Kriterium betrifft die *Systemlogik*, nicht die Aufgabenebene: Eine Einzelübung mit korrekter Antwort ist mit Ergebnisoffenheit vereinbar, solange kein übergeordneter Optimierungsalgorithmus alle Interaktionen auf ein globalisiertes Mastery-Ziel hin steuert. ALEKS, das einen Knowledge Space mit einem determinaten Zielzustand definiert und den optimalen Pfad dorthin berechnet, schneidet auf dieser Dimension niedrig ab. Ein generatives KI-Werkzeug als offener Schreibpartner – ohne vordefinierten ‚korrekten‘ Output und ohne Mastery-Metrik – schneidet hoch ab.

- (b) *Opazität gegenüber dem System* (nicht zu verwechseln mit der Opazität *des* Systems gegenüber den Nutzenden): Der Lernende behält Dimensionen von Erfahrung, Reflexion und Selbstverhältnis, die vom Datenmodell des Systems nicht erfasst werden und die das System nicht zu optimieren versucht. Dies ist nicht identisch mit Datensparsamkeit (einem Datenschutzanliegen); es betrifft die *Modellierungsreichweite* – ob das System den Anspruch erhebt, den Lernenden erschöpfend als Zustandsvektor abzubilden, oder ob es die Partialität seines Modells ausdrücklich anerkennt. DreamBox, das nach Angaben einer beauftragten Fallstudie eine hohe Granularität des Verhaltensmonitorings anstrebt und beansprucht, ‚die Strategien zur Problemlösung‘ zu evaluieren (DreamBox, 2026), zielt auf umfassende Modellierung. Ein System, das explizit deklariert, welche Dimensionen es modelliert und welche nicht, und seine Empfehlungen als partiell kennzeichnet, bewahrt einen Grad von Opazität.
- (c) *Reversibilität der Beziehung*. Der Lernende kann die operative Logik des Systems befragen, ablehnen oder rekonfigurieren, statt ausschließlich als Gegenstand seiner Optimierung positioniert zu werden. Eine adaptive Plattform, deren Empfehlungsalgorithmus opak und nicht überstimmbare ist, schneidet niedrig ab. Ein System, das dem Lernenden erlaubt, die Grundlage einer Empfehlung einzusehen, sie zurückzuweisen oder die Kriterien der Adaptation zu verändern, bewahrt einen Grad von Reversibilität.

Ob Systeme, die auf allen drei Dimensionen hoch abschneiden, im großen Maßstab realisierbar sind, ist eine offene Frage. Einige bestehende Ansätze weisen in diese Richtung: ergebnisoffene kollaborative Umgebungen, die auf demokratische Bildung statt auf Performanzoptimierung orientiert sind (Biesta, 2006), KI-Werkzeuge als Forschungspartner statt als adaptive Tutoren, und Systeme, die ihre operative Logik transparent und modifizierbar machen (Holmes et al., 2019). Aber die Frage ist ernsthaft ungelöst.

Bemerkenswert ist, dass diese drei Kriterien keineswegs voraussetzungslos sind – und dass ihr theoretischer Vorläufer selbst kybernetisch ist. Ergebnisoffenheit korrespondiert mit von Foersters (1993) Unterscheidung von trivialen und nichttrivialen Maschinen: Ein nichttriviales System produziert Outputs, die aus seinen Inputs nicht deduzierbar sind, und eine bildungskompatible Architektur müsste diese Nichttrivialität bewahren, statt sie wegzuoptimieren. Reversibilität der Beziehung korrespondiert mit Pasks (1976) Conversation Theory, die Lernen als symmetrischen Dialog zwischen Teilnehmerinnen und Teilnehmern modelliert, die die Bedingungen ihrer Interaktion wechselseitig modifizieren können – das strukturelle Gegenteil einer Plattform, die den Lernpfad einseitig berechnet. Und Opazität gegenüber dem System resoniert mit von Foersters Konzept der Lethologie – einer Theorie des Lernens und Wissens angesichts von Unbestimmbarkeiten (von Foerster, 1993, S. 126–160) –, die impliziert, dass ein System, das den Lernenden respektiert, Dimensionen der Erfahrung anerkennen muss, die es nicht modellieren kann und nicht zu optimieren versuchen sollte.

Dass sich das Gegenprogramm zum neokybernetischen Behaviorismus in der Sprache der Kybernetik zweiter Ordnung formulieren lässt, ist kein Zufall. Es reflektiert die Tatsache, dass die Kritik an der kybernetischen Pädagogik erster Ordnung bereits innerhalb der Kybernetik selbst formuliert wurde, durch von Foerster und Pask – und dass gegenwärtige AIED-Systeme ein Vokabular aneignen, dessen theoretische Gewährleistung in der Kybernetik

zweiter Ordnung liegt – Lernendenzentrierung, Adaptation, Responsivität gegenüber individueller Differenz –, während sie die *Logik* der ersten Ordnung implementieren. Die Aufgabe algorithmischer Mündigkeit ist in diesem Licht auch eine Aufgabe kybernetischer Literalität: die Fähigkeit zu unterscheiden zwischen Systemen, die Regulation erster Ordnung unter Etiketten zweiter Ordnung implementieren, und Systemen, die die reflexiven, dialogischen und selbstbegrenzenden Prinzipien der Kybernetik zweiter Ordnung tatsächlich verkörpern.

5.3 Grenzen des Arguments

An diesem Punkt muss der Beitrag seine eigenen Grenzen konfrontieren. Die Strukturhomologie zwischen adaptiven Lernplattformen und operanter Konditionierung gilt auf der Ebene des operativen Schemas. Aber operative Schemata sind Abstraktionen. Skeptisch ließe sich einwenden, die Abstraktion sei zu aggressiv (Selwyn, 2019).

Dieser Einwand hat Kraft. Lernende sind keine Ratten. Sie bringen Intentionalität, Kontext, soziale Einbettung und metakognitive Fähigkeiten in ihre Interaktion mit jedem System ein – auch mit einem behavioristischen. Die operative Logik der Plattform *determiniert* nicht die Erfahrung des Lernenden; sie *konditioniert* sie. Die These dieses Aufsatzes ist nicht, dass adaptive Lernplattformen Lernende zu Trivialmaschinen machen – das wäre eine behavioristische Behauptung über Menschen, und sie wäre falsch. Die These ist, dass die *Architektur* den Lernenden als Trivialmaschine behandelt und dass diese architektonische Disposition folgen-

reich ist – gerade dann, wenn sie dem Lernenden unsichtbar bleibt.

Die Frage ist nicht, ob Lernende lernen, sondern ob der in der Architektur eingeschriebene *Lernbegriff* dem entspricht, was Bildung im emphatischen Sinne erfordert. Und diese Frage ist, wie Fromme und Jörissen (2010) argumentiert haben, keine empirische, sondern eine bildungstheoretische. Es geht nicht darum, ob Lernende lernen, sondern ob die Architektur Lernen zulässt, das die Architektur selbst nicht antizipiert hat.

6. Schluss

Die Frage, mit der dieser Aufsatz begann – ob die Kritik an der Kybernetischen Pädagogik erledigt sei –, findet ihre Antwort: Sie ist nicht erledigt. Sie wurde verschoben durch eine technologische Transformation, die die operative Logik des kybernetischen Behaviorismus unter Bedingungen reproduziert, die es schwieriger, nicht leichter machen, sie zu erkennen. Was die Kybernetische Pädagogik der 1960er-Jahre offen tat – den Lernenden als regelbares System zu modellieren und Bildung auf Technik zu reduzieren –, tut das dominante AIED-Paradigma der 2020er-Jahre unter konstruktivistischer Deckung, mit ungleich größerer Rechenleistung und innerhalb eines institutionellen Rahmens, der behavioristische Architekturen strukturell belohnt und vor Kritik abschirmt.

Der Ertrag lässt sich entlang der drei eingangs benannten Weiterführungen bilanzieren: Die technikphilosophische Öffnung der Ar-

chitekturen macht eine formale Homologie des operativen Schemas mit operanter Konditionierung auf Trainings- und Interaktionsebene sichtbar – als strukturelle, durch drei Merkmale qualifizierte Diagnose, nicht als Isomorphiebehauptung. Die exemplarische Gegenüberstellung von Selbstbeschreibungen und Architekturen legt nahe, dass die konstruktivistische Semantik dieser Systeme als ideologische Maskierung fungiert. Und mit algorithmischer Mündigkeit liegen drei Kriterien vor, die den Grad der Bildungskompatibilität algorithmischer Architekturen zu beurteilen erlauben – formuliert, das ist die Pointe, im Vokabular jener Kybernetik zweiter Ordnung, deren Logik die kritisierten Systeme gerade nicht implementieren.

Die Aufgabe algorithmischer Mündigkeit ist es, diese operative Logik wieder erkennbar zu machen – nicht als pauschale Ablehnung von Technologie, sondern als Fähigkeit, Systeme, die Bildung ermöglichen, von solchen zu unterscheiden, die strukturell jene Logik reproduzieren, die die kritische Erziehungswissenschaft seit einem halben Jahrhundert zu überwinden versucht.

Literatur

Alamri, H. A., Watson, S., & Watson, W. (2021). Learning Technology Models that Support Personalization within Blended Learning Environments in Higher Education. *TechTrends*, 65, 62–78. <https://doi.org/10.1007/s11528-020-00530-3>

Artefact. (2021). *DreamBox Learning: A dashboard for success in education* [Fallstudie]. Artefact Group. Abgerufen am 14. Juli 2026 von <https://www.artefactgroup.com/case-studies/dreambox-learning/>

Biesta, G. J. J. (2006). *Beyond learning: Democratic education for a human future*. Paradigm Publishers.

Christiano, P. F., Leike, J., Brown, T., Martic, M., Legg, S., & Amodei, D. (2017). Deep reinforcement learning from human preferences. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4299–4307.

Corbett, A. T., & Anderson, J. R. (1995). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4(4), 253–278. <https://doi.org/10.1007/BF01099821>

Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., & Nacke, L. (2011). From game design elements to gamefulness: Defining „gamification“. *Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference*, 9–15. <https://doi.org/10.1145/2181037.2181040>

D'Ignazio, C., & Klein, L. F. (2020). *Data feminism*. MIT Press.

DreamBox. (2026). How does DreamBox Math Work? DreamBox Learning. Abgerufen am 14. Juli 2026 von <https://dreamboxlearning.zendesk.com/hc/en-us/articles/27281843188243>

Falmagne, J.-C., & Doignon, J.-P. (2011). *Learning Spaces: Interdisciplinary Applied Mathematics*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-01039-2>

Filk, C. (2020). „Die Maschinen werden zu einer einzigen Maschine“ – Eine technikphilosophische Reflexion auf Computational Thinking, Künstliche Intelligenz und Medienbildung. *Medienimpulse*, 58(1), 1–53. <https://doi.org/10.21243/mi-01-20-18>

Filk, C. (2025). Ideology critique in the age of algorithmic governance: On the transformative power of critical-reflexive media pedagogy in a platformized society. *Medienimpulse*, 63(2), 1–55. <https://doi.org/10.21243/mi-02-25-21>

Foucault, M. (2004). *Geschichte der Gouvernementalität I: Sicherheit, Territorium, Bevölkerung. Vorlesung am Collège de France 1977–1978* (M. Sennelart, Hrsg.). Suhrkamp.

Foucault, M. (2005). *Analytik der Macht*. Suhrkamp.

Frank, H. (1969a). *Kybernetische Grundlagen der Pädagogik: Bd. 1. Allgemeine Kybernetik* (2. Aufl.). Agis.

Frank, H. (1969b). *Kybernetische Grundlagen der Pädagogik: Bd. 2. Angewandte kybernetische Pädagogik und Ideologie* (2. Aufl.). Agis.

Fromme, J., & Jörissen, B. (2010). Medienbildung und Medienkompetenz – Berührungspunkte und Differenzen nicht ineinander überführbarer Konzepte. *merz: medien + erziehung*, 54(5), 46–54.

Geiss, M. (2014). Die angemessene Form: Abstraktion und die Suche nach einem pädagogischen Kalkül. In R. Fatke & J. Oelkers (Hrsg.), *Das Selbstverständnis der Erziehungswissenschaft: Geschichte und Gegenwart* (Zeitschrift für Pädagogik, 60. Beiheft, S. 47–65). Beltz Juventa.

Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.

Jaeggi, R. (2009). Was ist Ideologiekritik? In R. Jaeggi & T. Wesche (Hrsg.), *Was ist Kritik?* (S. 266–295). Suhrkamp.

Jörissen, B., & Marotzki, W. (2009). *Medienbildung – Eine Einführung*. Klinkhardt.

Kant, I. (1784). Beantwortung der Frage: Was ist Aufklärung? *Berlinische Monatsschrift*, 4, 481–494.

Karcher, M. (2015). SchülerIn als Trivialmaschine. In M. Baader, R. Casale, M. Caruso, E. Glaser, C. Groppe, K.-P. Horn, A. Hoffmann-Ocon & T. Kössler (Hrsg.), *Jahrbuch für Historische Bildungsforschung 2014* (S. 99–122). Klinkhardt.

Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T. ... & Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>

Kellershohn, J. (2018). ‚Automatisierungsverlierer‘. Kybernetische Pädagogik, ‚Lernbehinderung‘ und der Körper des Bergberufsschülers in den 1960er Jahren. *Body Politics*, 9, 175–199.

Klafki, W. (1996). *Neue Studien zur Bildungstheorie und Didaktik* (5. Aufl.). Beltz.

Knewton. (2013). *Knewton adaptive learning: Building the world's most powerful education recommendation engine* [White Paper]. Knewton, Inc.

Knewton. (2015). *The Knewton platform: A general-purpose adaptive learning infrastructure* [Technical White Paper]. Knewton, Inc.

Koller, H.-C. (2023). *Bildung anders denken: Einführung in die Theorie transformatorischer Bildungsprozesse* (3., aktualisierte und erweiterte Aufl.). Kohlhammer.

McGraw-Hill. (2015). *McGraw-Hill Education Introduces Newly Engineered, Tablet-Friendly Version of ALEKS Adaptive Learning Platform Optimized for Personalized Learning* [Pressemitteilung]. PR Newswire. Abgerufen am 14. Juli 2026 von <https://www.prnewswire.com/news-releases/mcgraw-hill-education-introduces-newly-engineered-tablet-friendly-version-of-aleks-adaptive-learning-platform-optimized-for-personalized-learning-300060144.html>

Müggenburg, J. (2021). From learning machines to learning humans: How cybernetic machine models inspired experimental pedagogies. *History of Education*, 50, 112–133. <https://doi.org/10.1080/0046760X.2020.1826054>

Niesyto, H. (2018). Medienkritik – Entwicklungslinien und aktuelle Herausforderungen. In H. Niesyto & H. Moser (Hrsg.), *Medienkritik im digitalen Zeitalter* (S. 59–75). kopaed.

Oelkers, J. (2008). Kybernetische Pädagogik: Eine Episode oder ein Versuch zur falschen Zeit? In M. Hagner & E. Hörl (Hrsg.), *Die Transformation des Humanen. Beiträge zur Kulturgeschichte der Kybernetik* (S. 196–228). Suhrkamp.

Ouyang, L., Wu, J., Jiang, X., Almeida, D., Wainwright, C., Mishkin, P., Zhang, C., Agarwal, S., Slama, K., Ray, A., Schulman, J., Hilton, J., Kelton, F., Miller, L., Simens, M., Aspell, A., Welinder, P., Christiano, P. F., Leike, J., & Lowe, R. (2022). Training language models to follow instructions with human feedback. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35, 27730–27744.

Pask, G. (1976). *Conversation Theory: Applications in education and epistemology*. Elsevier.

Pongratz, L. A. (1978). *Zur Kritik kybernetischer Methodologie in der Pädagogik. Ein paradigmatisches Kapitel szientistischer Verkürzung pädagogisch-anthropologischer Reflexion*. Peter Lang.

Prinsloo, P., & Slade, S. (2016). Student Vulnerability, Agency and Learning Analytics: An Exploration. *Journal of Learning Analytics*, 3(1), 159–182. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.31.10>

Rafailov, R., Sharma, A., Mitchell, E., Ermon, S., Manning, C. D., & Finn, C. (2023). Direct preference optimization: Your language model is secretly a reward model. In *Advances in Neural Information Processing Systems 36 (NeurIPS 2023)*. arXiv:2305.18290.

Rouvroy, A., & Stiegler, B. (2016). The digital regime of truth: From the algorithmic governmentality to a new rule of law. *La Deleuziana*, 3, 6–27.

Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., & Klimov, O. (2017). *Student Vulnerability, Agency and Learning Analytics: An Exploration*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347>

Selwyn, N. (2019). *Should robots replace teachers? AI and the future of education*. Polity Press.

Skinner, B. F. (1938). *The behavior of organisms: An experimental analysis*. Appleton-Century-Crofts.

Skinner, B. F. (1953). *Science and human behavior*. Macmillan.

Skinner, B. F. (1958). Teaching Machines. *Science*, 128(3330), 969–977. <https://doi.org/10.1126/science.128.3330.969>

Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2. Aufl.). MIT Press.

Thompson, J. B. (1990). *Ideology and modern culture: Critical social theory in the era of mass communication*. Polity Press.

von Cube, F. (1982). *Kybernetische Grundlagen des Lernens und Lehrens* (4. Aufl.). Klett-Cotta.

von Foerster, H. (1993). *KybernEthik*. Merve.

Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Harvard University Press.

Watters, A. (2021). *Teaching machines: The history of personalized learning*. MIT Press.

Weinert, F. E. (2001). Concept of competence: A conceptual clarification. In D. S. Rychen & L. H. Salganik (Hrsg.), *Defining and selecting key competencies* (S. 45–65). Hogrefe.

What Works Clearinghouse. (2013). *DreamBox Learning* (WWC Intervention Report, Elementary School Mathematics). Institute of Education Sciences, U.S. Department of Education. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED544506.pdf>

Williamson, B. (2017). Who owns educational theory? Big data, algorithms and the expert power of education data science. *E-Learning and Digital Media*, 14(3), 105–122. <https://doi.org/10.1177/2042753017731238>

Wood, D., Bruner, J. S., & Ross, G. (1976). *The role of tutoring in problem solving*. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 17(2), 89–100. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x>